

# 確信度を用いた物体配置作業における人間ロボット協調

粟野 皓光(京大) 尾形 哲也(京大) 西出 俊(京大) 高橋 徹(京大) 奥乃 博(京大)

## Human-Robot Cooperation in Arrangement of Objects Using Confidence Measure

\*Hiromitsu Awano(Kyoto Univ.), Tetsuya Ogata(Kyoto Univ.),  
Shun Nishide(Kyoto Univ.), Hiroshi G Okuno(Kyoto Univ.)

**Abstract**— The objective of our study was to develop dynamic collaboration between a human and a robot. Most conventional studies have created pre-designed rule-based collaboration systems to determine the timing and behavior of robots to participate in tasks. Our aim is to introduce the confidence of the task as a criterion for robots to determine their timing and behavior. In this paper, we report the effectiveness of applying reproduction accuracy as a measure for quantitatively evaluating confidence in an object arrangement task. The robot participated in the task when its confidence was high, while it just observed when its confidence was low. Training data were acquired using an actual robot platform, Hiro. The method was evaluated using a robot simulator. The results revealed that motion trajectories could be precisely reproduced with a high degree of confidence, demonstrating the effectiveness of the method.

**Key Words:** Human robot cooperation, Recurrent Neural Network, Confidence Measure, Wizard of OZ

### 1. はじめに

本研究では、柔軟な人間ロボット間のコミュニケーションの実現を目的としている。人間同士のコミュニケーションでは状態が一定に留まるということではなく、常に変化し、新しいコミュニケーションが創発されている。そこで、柔軟なコミュニケーションを実現するためにはロボットが常に変化する状況に合わせて行動を変化させていくことが必要となる。本研究では、ロボットがコミュニケーションのコンテキストに対する確信度を利用して、その状況に応じて行動を実時間で切り替える枠組を提案する。

人間ロボットの協調に関しては、協調作業というテーマで多くの研究が存在する [3], [4]。一方、コミュニケーション解析からのルールの抽出に関する研究も行われている [7]。人間ロボット間のコミュニケーションに関して多くの研究が存在するが、その多くは人間同士のコミュニケーションの解析に基づいた、ルールベースの手法を用いている。本研究では、柔軟なコミュニケーション実現の第1段階として、人間同士のコミュニケーションにおいて自然に行われているターンテイク現象を対象とした。そしてロボット側に人工神経回路モデル MTRNN を導入し、MTRNN におけるコミュニケーションのコンテキストの再現率から確信度を計算し、確信度に基づいてロボットの行動を制御することにした。基礎実験の結果、ロボットの認識・再現率から状況に応じた行動を行おうとするときに確信度が高くなることがわかり、従って確信度の有効性が示された。

### 2. 確信度に基づく人間ロボット協調

我々が提案する人間ロボット協調モデルを図1に示す。環境情報はカメラを通して取り込まれ、ロボットの関節角情報と合わせて予測器に入力される。予測器は次時刻での環境情報とロボット関節角情報の予測値、確信度の値を出力する。

本研究では人間ロボット間におけるコミュニケーショ

ンの時系列データを扱うため、谷らによって提唱された人工神経回路モデル MTRNN (Multiple Time-scales Recurrent Neural Network) を予測器として利用する [6]。MTRNN は時系列データを学習・生成する学習器と与えられた時系列データを識別する認識器として用いることが可能である。

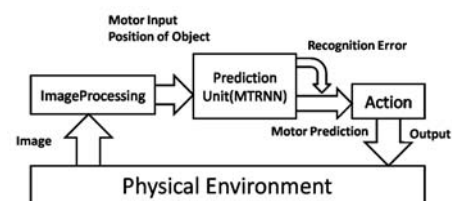


Fig.1 人間ロボット協調モデル

#### 2-1 MTRNN

MTRNN は Jordan 型 RNN の一種で、現状態  $[M(t), I(t)]$  を入力すると次状態  $[M(t+1), I(t+1)]$  を出力する予測器として動作する。  $M(t)$  と  $I(t)$  はそれぞれ時刻  $t$  におけるロボット関節角と画像特徴量を表す。コンテキスト層は  $C_F, C_S, PC_S$  に分けられる。それぞれのニューロングループは  $[M(t), I(t)]$  から  $C_S, PC_S$  と  $C_S, PC_S$  から  $[M(t), I(t)]$  を除いて、相互に結合している (図2)。

MTRNN を構成するニューロン群は異なる時定数を持っている。  $M, I$  が一番小さい時定数を持っており、  $C_F, C_S, PC_S$  の順で大きくなっていく。時定数の違いによりニューロンの発火速度に差が出る。つまり、  $M, I$  は入力に対して内部値が変化する速度が速く、  $C_S$  や  $PC_S$  は遅い。従って  $C_F$  が入力時系列の中で変化の速いプリミティブを自己組織化し、  $C_S$  がプリミティブのシーケンスを自己組織化する。つまり MTRNN は入力時系列を階層構造に分解して学習することができる。

MTRNN は Back Propagation Through Time (BPPT) [1] と呼ばれる前進計算と重み更新に基づく方法を用いて学習される。

まず、前進計算によってニューロンの出力値を計算する。時刻  $t$  における  $i$  番目ニューロンの内部値  $u_i(t)$  は以下で与えられる。

$$u_i(t) = \left(1 + \frac{1}{\tau_i}\right) u_i(t-1) + \frac{1}{\tau_i} \left[ \sum_{j \in N} w_{ij} x_j(t-1) \right]$$

ここで、 $\tau_i$  は  $i$  番目ニューロンの時定数、 $w_{ij}$  は  $j$  番目ニューロンから  $i$  番目ニューロンへの結合重み、 $x_j(t)$  は入力値である。ニューロンの出力値  $y_i(t)$  は内部値にシグモイド関数を通すことで得られる。

$$y_i(t) = \text{sigmoid}(u_i(t))$$

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

入力値は以下で計算される。

$$x_i(t) = \begin{cases} 0.9 \times y_i(t-1) + 0.1 \times T_i(t) & i \in M, I \\ y_i(t-1) & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで  $T_i(t)$  は教師信号を表している。入力値は一時刻前の出力  $y_i(t-1)$  をフィードバックし教師信号と合わせることで計算する。これは学習時にエラーが発散するのを防ぐために行っている。コンテキスト層の入力は一時刻前の出力をそのまま現在の入力として利用している。

誤差関数は以下で定義される。

$$E = \sum_t \sum_{n \in M, I} (y_i(t-1) - T_i(t))^2$$

$j$  番目のニューロンから  $i$  番目のニューロンへの結合重みは誤差関数の微分  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  を用いて以下のように更新する。

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

誤差は初期ステップまで伝播され、 $PC_S(0)$  の値も誤差を伝播させて更新する。

学習が終了すると、MTRNN は時系列データを再現することが可能となる。MTRNN に  $PC_S$  初期値、モータ値、画像特徴量の初期値を入力することで次時刻の出力を予測できる。この予測結果を再び入力に与えることで、次々と時系列データを出力することが可能となる。これを Close-Loop 計算と呼ぶ。

MTRNN は重み固定で BPPT を行い、 $PC_S$  初期値を修正することで、認識器として用いることも可能である。本研究では、人間と協調したロボット動作を可能とするために、認識窓幅を設定しオンラインで BPPT を行う方法を利用し、動的に人間に適應させることを目指した。オンライン BPPT では窓幅内の過去の画像特徴量のみを用いて  $PC_S$  の計算を行った。画像特徴量のみを用いた場合でも、力学系の引き込みによりその動作を行うモータ値を出力することが可能である。オンライン BPPT の詳細は以下の通りである。

step1 窓幅を設定し、重み固定の BPPT を行い  $PC_S$  値を計算する

step2 step1 で計算した  $PC_S$  値を用いてセンサ/モータ値を再現する

step3 認識窓幅を 1step ずらし、step1 に戻る

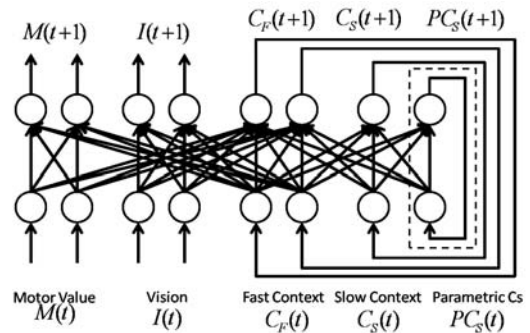


Fig.2 MTRNN の構成

## 2.2 確信度

ここでは力学系における確信度の概念について述べる。対話システムなどで用いられている確信度は、音声認識結果の信頼度であり、これを用いて発話を受け取るか棄却するかを決めている。我々が提案する確信度は力学モデルのセンサ・モータ値の再現度に基づいている。これは以下のように定義される。

$$C = 1/(e + 1)$$

$C$  は確信度であり、 $e$  は再現誤差である。確信度が高いというのは MTRNN が現在の状態を汎化可能なことを意味しており、人間同士の対話においては、相手の行動を予測できることを意味している。我々の提案するシステムでは、ロボットの行動制御は確信度の値に基づいて行う。つまり、確信度が高いときは MTRNN からの連想系列をロボットのモータに出力し、確信度が低いときには、モータを停止させるなどの処理を行うことで、ターンテイクのモデル化を狙っている。

次に、MTRNN に学習させる時系列データの取得が課題となってくる。我々は、WOZ 法で収集した人間同士の生のコミュニケーションデータを利用することにした。WOZ 法は対話システムの開発などで広く利用されている手法である [2]。さらに、近年では人間とロボット間のコミュニケーション研究にも利用され始めている [5]。我々は人間によって操作されている Hiro と協調者間のコミュニケーションデータを取得した。従って、MTRNN は自然なコミュニケーションパターンを学習及び汎化していると期待できる。

## 3. ロボットへの実装とタスク

ここでは、提案する協調モデルのロボットへの実装とターゲットタスクについて述べる。

### 3.1 ヒューマノイドロボット：Hiro

我々は協調モデルを川田工業製の上半身ヒューマノイドロボット Hiro に実装した。データ取得中の様子を

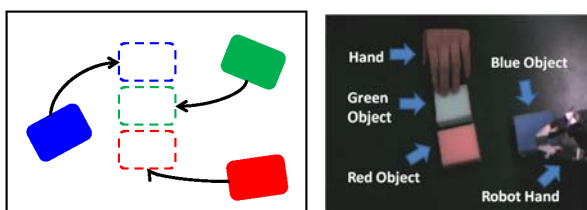
図3に示す．このように人間とロボットが対峙して協調動作を行う．

### 3.2 物体配置タスク

本研究でのターゲットタスクは物体配置タスクとした．人間の協調者と上半身ロボット Hiro が机を挟んで向かい合い，3つの箱型の物体をそれぞれの目標位置まで移動させる(図4)．



Fig.3 データ取得の様子



(a) タスク説明

(b) カメラ画像

Fig.4 タスク説明

### 3.3 人間のコミュニケーション観察

WOZ法を利用するためにロボットを人間が操作できる環境を構築する必要がある．本研究では3Dマウスを用いて，ロボットの手先座標を制御できる環境を構築した．コミュニケーション中は物体の軌道とロボットの手先の座標を計測し，学習データとして利用した．

### 3.4 データ取得

赤，緑，青の3物体を用いて実験を行った．ロボットに近い物体の色を変えて，各パターンについて8データを取得した．ロボットは自分の手先に最も近い1つの物体のみ移動させる．物体軌道と手先軌道は10 steps/secで記録され，[0.1 0.9]の範囲に正規化した．

### 3.5 MTRNNの構成

MTRNNの構成を表1にまとめる．入力ノード，fast-context ノード，slow-context ノード，parametric-slow-context ノードの時定数はそれぞれ，2，5，70，70に設定した．物体の軌道は以下のように計算した．

- RGB表色系のカメラ画像をL\*a\*b\*表色系へ変換する
- 物体の色を抽出する：マスク画像
- マスク画像を拡大・縮小してノイズを取り除く
- マスク画像の連続領域の面積を計算する

Table 1 MTRNNの構成

No. of Motor Input Nodes	3
No. of Image Feature Nodes	6
No. of Fast Context Nodes	50
No. of Slow Context Nodes	3
No. of Parametric Slow Context Nodes	5

- 最大面積を持つ領域の重心を計算し，物体位置とする

## 4. シミュレーション実験と考察

我々は提案モデルについて調べるため，シミュレーション実験を行った．ロボットの手先位置はMTRNNの出力によって移動し，物体軌道はあらかじめ記録しておいたものを用いた．このとき使用した物体軌道などのデータはMTRNNの学習に用いなかったデータである．

シミュレーション中で，確信度の変化を計算し，ロボットの仮想的な手の軌道をMTRNNのclose-loop計算を用いて求めた．online BPTTの窓幅は20step(2sec)に設定した．また，予測誤差についても計算した．予測誤差とはMTRNNによって予測された，現時刻から三秒間の物体軌道と物体が実際に取った軌道との二乗誤差である．

図5に緑物体をロボットの手の近くに置いたときのデータを用いた結果を示す．用いた物体軌道を図6(a)に示す．確信度の高低が予測誤差の高低に対応していることが確認できる．従って，確信度の値によって，予測が当たるか外れるかの判断が可能であることが分かる．図7は確信度の高い時点(10sec)と確信度の低い時点(16sec)から生成した予測軌道を示している．高確信度時の予測は実線で，低確信度時の予測は二重線で示されている．破線はあらかじめ記録しておいたロボットの手先軌道である．確信度の高い時点から生成した予測軌道は，その時点において適切な行動を生成しているが，低い時点から生成したものは，誤った軌道を生成している．これらの実験に用いた物体軌道等はMTRNNにとっては未知のものであるにもかかわらず，汎化された動作列の中から場面に応じて動作を引き出すことが出来ている．従って，提案する確信度及びオンラインBPTTの枠組が，人間と協調して動作するロボットに対して有効な手法であると考えられる．

一方，いくつかの例外も見られた．図8に初期状態として赤物体をロボットの近くに配置したときの結果を示す．この時の物体軌道を図6(b)に示す．10sec近辺で確信度が高いにもかかわらず予測誤差が増加している．この部分はロボットのみが物体を移動させている部分に相当している．確信度の計算に利用している物体動作は，一般的には人間の動作によって生成されるものであり，協調者が介入しない状況では確信度の計算が上手く機能しない例があることも分かった．

## 5. 結論

我々は，確信度及びオンラインBPTTを用いて人間と協調動作するロボットシステムを提案した．MTRNNを予測器として利用し，ロボットの行動生成の基準は確

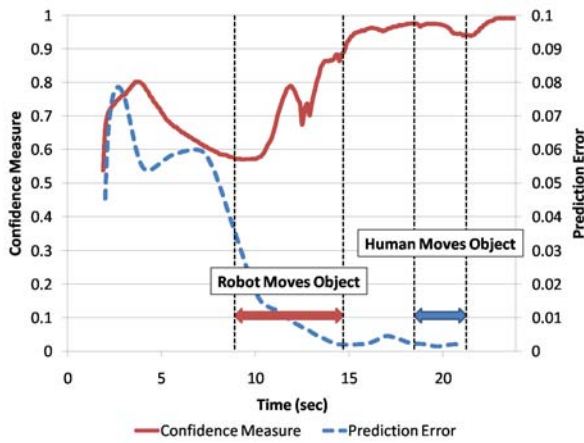


Fig.5 Case I: 緑物体をロボット近くに配置したときの確信度と予測誤差

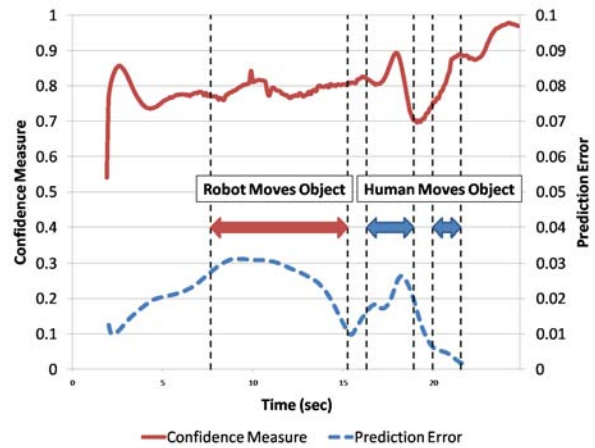


Fig.8 Case II: 赤物体をロボット近くに配置したときの確信度と予測誤差

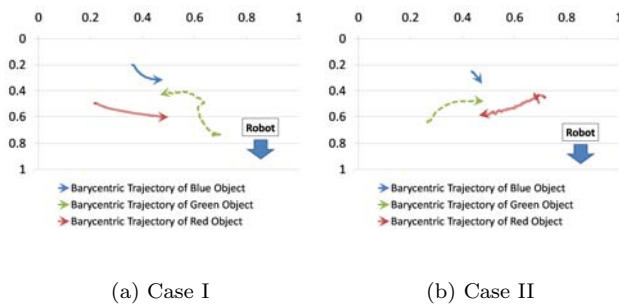


Fig.6 物体軌道  
(a) : 初期状態で緑物体をロボット近くに配置  
(b) : 初期状態で赤物体をロボット近くに配置

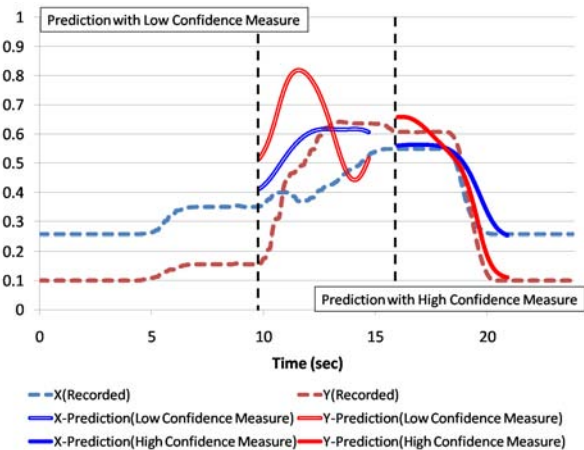


Fig.7 高低確信度時の予測動作の比較

信度の高低で判断することとした．確信度が高いときにはロボットは自らの予測動作を実行しコミュニケーションに介入する．確信度が低いときには、行動生成を止める．このようにして、人間とロボット間でターンテイクを実現しようと試みた．確信度と予測誤差の関係をシミュレーション実験で調べ、提案する確信度

の有効性と問題点を考察した．

研究の次の目標として、実際に人間とロボットで実験を行うことを考えている．また、物体移動ではなく、ジェスチャを用いる等、より実際のコミュニケーションに近づけていきたいと考えている．

謝辞

本研究は、JST さきがけ「情報環境と人」、科研費 学術創成研究 (課題番号: 19GS0208)、科研費基盤研究 (B) (課題番号: 21300076) の支援を受けた．

参考文献

- [1] G.E.H. De Rumelhart and R.J. Williams. Learning internal representations by error propagation. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, Vol. 1, p. 319.
- [2] S. Dow, B. MacIntyre, J. Lee, C. Oezbek, J.D. Bolter, and M. Gandy. Wizard of oz support throughout an iterative design process. *IEEE Computer Society*, Vol. 4, No. 4, pp. 18–26, 2005.
- [3] Y. HAYAKAWA, T. OGATA, and S. SUGANO. Flexible assembly work cooperation based on work state identifications by a self-organizing map. In *2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, Vol. 2, 2003.
- [4] T. Takahashi, S. Nakanishi, Y. Kuno, and Y. Shirai. Human-robot interface by verbal and nonverbal behaviors. In *1998 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 2, 1998.
- [5] M. L. Walters, K. Dautenhahn, R. Boekhorsta, K. L. Koay, C. Kaouri, S. Woods, C. Nehaniv, D. Lee, and I. Werry. The influence of participants personality traits on personal spatial zones in a human-robot interaction experiment. *IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*, pp. 347–352, 2005.
- [6] Yuichi Yamashita and Jun Tani. Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: A humanoid robot experiment. *PLoS Comput Biol*, Vol. 4, No. 11, p. e1000220, 11 2008.
- [7] 川嶋宏彰, 西川猛司, 松山隆司. 落語の役柄交替における視覚的「間合い」の解析. *情報処理学会論文誌*, Vol. 48, No. 12, pp. 3715–3728, 2007.